

# Peramalan kausal berbasis integrasi principal component analysis dan jaringan syaraf tiruan

*by* Sugoro Sutono

---

**Submission date:** 23-Mar-2019 11:44AM (UTC+0700)

**Submission ID:** 1098268978

**File name:** rasi\_principal\_component\_analysis\_dan\_jaringan\_syaraf\_tiruan.pdf (511.51K)

**Word count:** 4838

**Character count:** 27670

## 1 Peramalan Kausal Berbasis Integrasi Principal Component Analysis dan Jaringan Syaraf Tiruan

Sugoro Bhakti Sutono<sup>1</sup>, Subagyo<sup>2</sup>, Aliq Zuhdi<sup>2</sup>, Fitra Lestari Norhiza<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Jurusan Teknik Industri, Sekolah Tinggi Teknologi Pelalawan  
Simpang Beringin, Bandar Seikijang, Pelalawan, Riau 28383  
Email: sb.sutono@st2p.ac.id

<sup>2</sup> Jurusan Teknik Mesin dan Industri, Fakultas Teknik, Universitas Gadjah Mada  
Jl. Grafika 2, Yogyakarta 55281

<sup>3</sup> Jurusan Teknik Industri, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sultan Syarif Kasim  
Jl. HR. Soebrandas No. 155 Simpang Baru, Panam, Pekanbaru, Riau 28293  
Email: fitra\_lestari@uin-suska.ac.id

### ABSTRAK

1  
Artikel ini mengembangkan model peramalan kausal berbasis integrasi dari *principal component analysis* (PCA) dan jaringan syaraf tiruan (JST). Tujuan artikel ini adalah untuk analisis pengaruh transformasi data dengan PCA terhadap tingkat akurasi pada peramalan kausal dengan JST. Prosedur penelitian yang dilakukan meliputi pemilihan dan analisis variabel kausal, tahap PCA, tahap peramalan dengan JST, tahap analisis hasil pengaruh PCA dan perbandingan tingkat akurasi. Model JST yang dibangun adalah JST propagasi-balik dengan arsitektur satu *hidden layer*. Hasil penelitian dengan menggunakan 16 set data kasus peramalan yang terdiri dari satu variabel respon dan beberapa variabel bebas menunjukkan bahwa secara keseluruhan tingkat akurasi rata-rata hasil peramalan kausal berbasis integrasi PCA-JST berdasarkan nilai total parameter *mean absolute percentage error* (MAPE) adalah 7,60. Penelitian menunjukkan bahwa perlakuan PCA berpengaruh terhadap tingkat akurasi peramalan kausal menggunakan metode JST. PCA secara keseluruhan memberikan pengaruh penurunan rata-rata nilai MAPE sebesar 35,53% dari rata-rata nilai MAPE hasil peramalan JST. Berdasarkan analisis perbandingan nilai total parameter MAPE untuk semua data kasus peramalan menunjukkan bahwa peramalan berbasis integrasi PCA-JST mampu memberikan hasil yang lebih baik dari pada metode JST dan atau metode kausal biasa.

**Kata Kunci:** akurasi, Jaringan Syaraf Tiruan, Peramalan Kausal, *Principal Component Analysis*, Transformasi Data

### ABSTRACT

This article develops a causal-based forecasting model using the integration of principal component analysis (PCA) and neural network (ANN). The purpose of this article is to analyze the effect of data transformation with PCA on the degree of accuracy of a causal-based forecasting with ANN. The research procedures include selection and analysis of causal variables, PCA, forecasting with ANN, analysis of the PCA effect and the degree of accuracy comparison. The built ANN model is a backpropagation ANN with one-hidden-layer architecture. The results based on the total value of mean absolute percentage error (MAPE) parameter indicate that overall average accuracy of the causal-based forecasting using the integration of PCA-ANN is 7.60. The research also shows that PCA treatment has effects on raising the degree of accuracy in the causal-based forecasting using ANN method. Overall, PCA decreases the average value of MAPE to 35.53% compared to the ANN forecasting results. Based on the comparative analysis of the total value of MAPE parameter for all forecasting case data indicates that the causal-based forecasting using the integration of PCA-ANN is capable of providing better results than the ANN and/or conventional causal method.

**Keywords:** Accuracy, Artificial Neural Networks, Causal-based Forecasting, Data Transformation, Principal Component Analysis

#### 1 Corresponding Author:

Sugoro Bhakti Sutono,  
Jurusan Teknik Industri,  
Sekolah Tinggi Teknologi Pelalawan,  
Email: sb.sutono@st2p.ac.id

## Pendahuluan

Peramalan merupakan salah satu kunci dalam pengambilan keputusan suatu organisasi. Pihak manajemen akan mengambil keputusan berdasarkan peramalan dalam menyediakan prediksi yang lebih baik tentang apa yang akan terjadi di masa akan datang yang dapat dijadikan pertimbangan untuk membuat keputusan yang diyakini tepat. Prediksi keadaan di masa mendatang mendorong adanya suatu metode yang dapat memberikan gambaran keadaan tersebut secara akurat. Tidak dapat dipungkiri bahwa sebuah populasi data, ataupun sistem tidak berdiri sendiri secara mutlak, tetapi cenderung memiliki keterkaitan dengan variabel lain. Oleh karena itu, untuk mendapatkan hasil peramalan yang lebih akurat hendaknya perlu juga mempertimbangkan variabel-variabel lain yang mempengaruhi pergerakan data yang akan diramalkan tersebut.

Peramalan dengan pendekatan hubungan kausalitas mengasumsikan bahwa faktor yang diramalkan menunjukkan adanya suatu hubungan sebab-akibat dengan satu atau lebih variabel bebas (Makridakis *et al.*, [1]). Salah satu syarat dalam peramalan kausal adalah tidak mengizinkan adanya variabel kausal yang mempunyai hubungan keterkaitan antar variabel kausal lainnya (korelasi antar variabel bebas) yang kuat. Untuk menghadapi syarat tersebut, Lucia [2] dalam penelitiannya mengenai peramalan kausal dengan metode regresi linear, menyeleksi variabel-variabel bebasnya dengan pendekatan analisis korelasi. Peneliti kemudian akan membuang salah satu dari variabel yang terdeteksi saling berkorelasi.

Tingkat akurasi peramalan juga terus dicari melalui pengembangan metode peramalan, salah satu aplikasinya adalah pendekatan berbasis jaringan syaraf tiruan (JST). Pendekatan berbasis JST sudah banyak diterapkan di berbagai bidang ilmu pengetahuan dan teknologi. Kemampuan JST dalam memorisasi dan membuat generalisasi menjadi dasar mengapa JST dapat digunakan untuk meramalkan kejadian yang akan terjadi masa mendatang berdasarkan pola kejadian di masa lampau (Fausett, [3]). Beberapa kelebihan dari JST (Vellido *et al.*, [4]) adalah sesuai untuk menangani data yang tidak lengkap, *missing* atau *noise data*; menjadi metode non-parametrik, tidak membutuhkan beberapa asumsi terlebih dahulu tentang distribusi atau pemetaan data; dan kemampuan mereka untuk memetakan beberapa fungsi ketidaklinearan kompleks dan atau mendekati fungsi kontinyu. Namun demikian, permasalahan yang dihadapi model JST dalam peramalan adalah kemampuannya untuk generalisasi, beberapa faktor desain secara signifikan mempengaruhi akurasi. Salah satu faktor

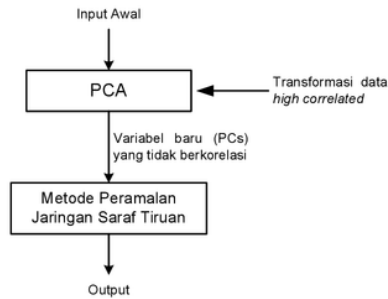
utama yang harus diperhitungkan adalah pemilihan variabel masukan yang paling penting (Sfetsos & Siriopoulos, [5]; Huang *et al.*, [6]). Sama halnya dengan peramalan kausal, variabel-variabel masukan JST perlu dipilih yang penting, tetapi harus tidak saling berkorelasi. Variabel yang berkorelasi menurunkan kemampuan JST karena berinteraksi satu sama lain menghasilkan suatu efek bias (Smith, [7]). Walczak dan Cerpa [8] mengidentifikasi variabel yang mempunyai korelasi kuat melalui uji matriks korelasi Pearson dalam menghitung korelasi pasangan-pasangan variabel. Jika dua variabel memiliki korelasi tinggi, pertahankan hanya satu variabel yang berkorelasi kemudian variabel lainnya dapat dieliminasi dari data variabel. Akan tetapi, sangat disayangkan apabila variabel yang terpilih berdasarkan *domain knowledge* tereliminasi melalui uji korelasi, padahal diketahui variabel bebas tersebut memiliki hubungan keterkaitan dengan variabel terikat.

Kehati-hatian diperlukan ketika mengeliminasi variabel dari data masukan JST untuk menjamin bahwa suatu data lengkap dari variabel peramal yang tidak saling berkorelasi tersedia untuk JST, jika tidak, data variabel yang dikurangi dapat menambah buruk kemampuan generalisasi. Pertanyaannya adalah, bagaimana cara mengatasi hal tersebut? Oleh karena itu, perlu teknik statistik tambahan yang mungkin diterapkan untuk analisis data tersebut, salah satu metode adalah *principal component analysis* (PCA). PCA merupakan metode analisis multivariate untuk mengekstraksi variabel-variabel bebas yang mempunyai korelasi dengan variabel bebas lain, menjadi variabel baru yang tidak berkorelasi dan tidak menyebabkan multikolinearitas (Jackson, [9]), sehingga peramalan dapat dilakukan dengan melibatkan semua informasi secara utuh. Karena JST dipertimbangkan mempunyai potensi besar sebagai *tool* peramalan yang *powerful*, integrasi dengan PCA diharapkan dapat meningkatkan kinerja keseluruhan sistem yang dibangun.

Berdasarkan latar belakang permasalahan di atas, maka perlu dilakukan penelitian mengenai pengembangan metode peramalan berbasis integrasi PCA dan JST serta mengetahui apakah pengaruh penerapan PCA memberikan hasil akurasi yang lebih baik dibandingkan peramalan metode peramalan JST. Adapun tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui pengaruh PCA terhadap tingkat akurasi metode peramalan berbasis JST.

## Metode Penelitian

Model integrasi dilakukan dengan menggabungkan metode PCA ke dalam metode JST untuk membentuk suatu model peramalan kausal seperti ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Model integrasi PCA dan JST untuk peramalan

Langkah-langkah implementasi dari model integrasi seperti pada Gambar 1 adalah:

- 1). Tahap analisis dan pemilihan variabel kausal sebagai *input* awal
  - i. Identifikasi pola data peramalan dan variabel kausal
  - ii. Menghitung koefisien korelasi *sample* (uji korelasi)
  - iii. Menguji hubungan keterkaitan pada tingkat populasi data (*student t-test*).
- 2). Tahap PCA
  - i. Masukan matriks data  $X_{ij}$  dengan dimensi  $n$  jumlah sampel dan  $p$  variabel hasil analisis dan pemilihan variabel kausal sebagai *input* awal.
  - ii. Cek korelasi antara variabel menurut persamaan (1) untuk memperoleh koefisien korelasi ( $r_{ij}$ ).

$$r_{ij} = \frac{s_{ij}}{s_i s_j} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - \bar{x}_i)(x_{jk} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{jk} - \bar{x}_j)^2}} \quad (1)$$

dengan  $s_{ij}$  adalah *covariance* antara variabel ke- $i$  dan ke- $j$  dengan  $k$  adalah indeks penjumlahan.

- iii. Melakukan *centering* data, membuat matriks *input* data menjadi matriks data yang terpusat. Data asli yang diperoleh di-*centering* terlebih dahulu ke dalam data terpusat menurut persamaan (2) & (3).

$$x_{ij} = X_{ij} - \bar{X}_j \quad (2)$$

$$x_{sij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sigma_{x_j}} \quad (3)$$

dengan  $x_{ij}$ : data hasil *centering* ke- $ij$  ( $i = 1, 2, \dots, n$  dan  $j = 1, 2, \dots, p$ );  $\bar{x}_j$ : rata-rata data variabel bebas ke- $j$  ( $j = 1, 2, \dots, p$ );  $X_{ij}$ : set data mentah ke- $ij$  ( $i = 1, 2, \dots, n$  dan  $j = 1, 2, \dots, p$ );  $x_{sij}$ : *standardized* data ke- $ij$  ( $i = 1, 2, \dots, n$  dan  $j = 1, 2, \dots, p$ ); dan  $\sigma_{x_j}$ : standar deviasi variabel bebas ke- $j$  ( $j = 1, 2, \dots, p$ ).

- iv. Menghitung matriks *covariance* seperti pada persamaan (4) menurut persamaan (5).

$$S = \begin{bmatrix} s_1^2 & s_{12} & \dots & s_{1p} \\ s_{12} & s_2^2 & \dots & s_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{1p} & s_{2p} & \dots & s_p^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$s_{ij} = \frac{n \sum x_{ik} x_{jk} - \sum x_{ik} \sum x_{jk}}{[n(n-1)]} \quad (5)$$

dengan  $s_i^2$  adalah *variance* variabel ke- $i$ .

- v. Menghitung *eigenvalues* dan *eigenvectors* menurut persamaan (6), (7) & (8).

$$|S - \lambda I| = 0 \quad (6)$$

$$|S - \lambda I| t_i = 0 \quad (7)$$

$$u_i = \frac{t_i}{\sqrt{t_i' t_i}} \quad (8)$$

dengan  $S$ : matriks *covariance*;  $\lambda$ : *eigenvalue*;  $I$ : matriks identitas;  $u_i$ : *eigen-vector* untuk  $i = 1, 2, \dots, p$ .

- vi. Menghitung nilai *principal components* menurut persamaan (9).

$$z_i = u_i' [X - \bar{X}] \quad (9)$$

- vii. Menentukan jumlah *principal components* untuk mendapatkan variabel yang mewakili keseluruhan informasi menurut persamaan (10) dengan prosedur *proportion of trace explained* (Jackson, [9]) menggunakan *eigenvalues* menurut kriteria persentase kumulatif:

$$\frac{\sum_{i=1}^p \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \geq 95\% \quad (10)$$

- viii. Dapatkan set data baru.

- 3). Tahap peramalan dengan JST

- i. Masukan *input* data hasil transformasi tahap PCA kemudian bagi menjadi data pelatihan dan data pengujian.
- ii. *Scaling* semua data pengamatan.
- iii. Latih JST dengan set data pelatihan. Setelah dilakukan penentuan parameter jaringan, penentuan nilai bobot dan bias awal serta



inisialisasi, maka JST *feed-forward* propagasi-balik siap untuk dilatih. Selama pelatihan, JST mengatur bobot dan bias untuk meminimumkan  $E(11)-(12)$ . Pelatihan berhenti jika  $MSE \leq error\ goal$ .

$$E = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (t_k - y_k)^2 \quad (11)$$

$$E = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (t_k - g(\sum_{j=1}^n f(\sum_{i=1}^n x_i v_{ij}) w_{jk}))^2 \quad (12)$$

- iv. Pilih struktur jaringan terbaik berdasarkan analisis akurasi hasil pelatihan. Analisis ini dimaksudkan untuk memilih struktur jaringan terbaik seperti menentukan jumlah *neuron* tersembunyi yang akan digunakan oleh sistem.

#### 4). Tahap pengujian dan analisis

Model peramalan kausal yang telah dikembangkan untuk selanjutnya evaluasi menggunakan *input* data pengujian dan dianalisis tingkat akurasi berdasarkan parameter *error* MAPE. Langkah selanjutnya adalah analisis pengaruh perlakuan PCA terhadap tingkat akurasi peramalan berbasis JST.

Data yang digunakan untuk menguji metode peramalan adalah 16 set data kasus peramalan yang terdiri dari satu variabel terikat dan beberapa variabel bebas. Adapun data peramalan yang digunakan adalah sebagai berikut (Andari, [10]; Santoso, [11]; Sutono, [12]):

- a. Data peramalan jumlah kebutuhan pesawat terbang di bandara Adisucipto Yogyakarta.
- b. Data peramalan penjualan BBM jenis solar Depot Semarang.
- c. Data peramalan harga gula pasir dari pasar terpilih Provinsi DIY.

- d. Data peramalan harga selimut bergaris dari pasar terpilih Provinsi DIY.
- e. Data peramalan harga daging sapi dari pasar terpilih Provinsi DIY.
- f. Data peramalan pendapatan perusahaan *outdoor equipment*.
- g. Data peramalan jumlah wisatawan yang datang ke Indonesia.
- h. Data peramalan ekspor hasil industri untuk kayu olahan gergajian di DIY.
- i. Data peramalan harga bawang putih dari pasar terpilih Provinsi DIY.
- j. Data peramalan harga konsumen tempe bersih Provinsi DIY.
- k. Data peramalan harga minyak kelapa sawit Provinsi DIY.
- l. Data peramalan jumlah wisatawan asing & domestik yang datang ke DIY.
- m. Data peramalan nilai tukar mata uang IDR terhadap USD.
- n. Data peramalan harga minyak mentah Indonesia.
- o. Data peramalan harga komoditas kelapa sawit di Bursa Berjangka Jakarta.
- p. Data peramalan harga gas alam untuk konsumen sektor industri di Amerika Serikat.

Sedangkan data yang digunakan sebagai variabel kausal sebagian besar merupakan data yang diambil dari Badan Pusat Statistik, Bank Indonesia, *Asean Development Bank*, Departemen Perindustrian, Departemen Energi dan Sumber Daya Mineral, Bursa Berjangka Jakarta, *Energy Information Administration Departement of Energy USA*.

## Hasil dan Pembahasan

### Analisis dan Pemilihan Variable Kausal

Rangkuman hasil analisis dan pemilihan variabel kausal yang digunakan dalam memprediksi nilai ramalan disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel kausal yang digunakan dalam peramalan

Peramalan	Variabel Kausal	Koefisien Korelasi (r)
Jumlah Kebutuhan Pesawat	Indeks harga komoditas penting di dunia untuk emas	0,84
	<i>Real effective exchange rate index</i>	0,64
	Indeks produksi bulanan industri pengolahan besar & sedang	0,55
	Nilai tukar mata uang USD terhadap Rupiah	-0,54
	Tingkat inflasi di Indonesia (y-o-y)	-0,43
Penjualan BBM	Indeks harga konsumen	-0,25
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia untuk solar	0,40
	Tingkat inflasi di Indonesia (y-o-y)	-0,44
Harga Gula Pasir	Indeks harga 9 bahan pokok di daerah pedesaan Jawa untuk gula pasir	0,95
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor industri untuk industri gula & kembang gula	0,97
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor pertanian untuk tanaman perkebunan	0,87
	PDB triwulanan atas dasar harga yang berlaku menurut lapangan usaha tanaman bahanan	0,60

Peramalan	Variabel Kausal	Koefisien Korelasi (r)
Harga Selimut Bergaris	makanan	
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor industri untuk industri tekstil jadi selain pakaian	0,96
	Pendapatan nasional Indonesia	0,90
	<i>Real effective exchange rate index</i>	0,84
Harga Daging Sapi	IHPB Indonesia sektor industri untuk industri pemintalan, tekstil & lainnya	0,69
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor pertanian untuk sapi	0,95
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor industri untuk industri pemotongan hewan & pengolahan susu	0,94
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor industri untuk daging sapi	0,94
Pendapatan Perusahaan	PDB triwulanan atas dasar harga yang berlaku menurut lapangan usaha peternakan & hasilnya	0,90
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor pertanian untuk peternakan & hasilnya	0,90
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia menurut kelompok barang dlm proses produksi & untuk produk akhir sektor industri	0,49
	Indeks harga konsumen	0,59
Jumlah Wisatawan ke Indonesia	PDB triwulanan atas dasar harga yang berlaku menurut lapangan usaha perdagangan besar & eceran	0,49
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor industri untuk sepatu olah raga	0,54
	Pendapatan nasional Indonesia	0,49
	Lalu lintas udara penerbangan luar negeri untuk jumlah penumpang datang	0,48
Harga Bawang Putih	PNB	0,68
	<i>Real effective exchange rate index</i>	0,44
	Pertumbuhan ekonomi Indonesia	0,40
	Indeks harga komoditas penting di dunia untuk emas	0,67
Harga Tempe Bersih	PDB triwulanan atas dasar harga yang berlaku menurut lapangan usaha hotel	0,61
	Indeks harga konsumen di DIY untuk bahan makanan menurut kelompok pengeluaran	0,32
	Indeks harga yang diterima petani di DIY untuk tanaman sayur-sayuran	-0,55
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor industri untuk pembasmi hama	-0,50
Harga Minyak Sawit	Pertumbuhan ekonomi Indonesia	-0,43
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor impor untuk bawang putih	0,60
	Harga produsen kacang kedelai putih	0,84
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor industri untuk tahu & tempe	0,90
Ekspor Kayu	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor pertanian untuk kacang kedelai	0,93
	Indeks harga konsumen di DIY untuk bahan makanan menurut kelompok pengeluaran	-0,81
	Pertumbuhan ekonomi Indonesia	0,65
	Produksi tanaman perkebunan besar untuk minyak sawit	0,63
Jumlah Wisatawan Asing & Domestik ke DIY	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor pertanian untuk kelapa sawit	0,89
	Ekspor hasil industri untuk minyak kelapa sawit	0,79
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor industri untuk minyak kelapa sawit	0,91
	Indeks harga 9 bahan pokok di daerah pedesaan Jawa untuk minyak kelapa	0,93
Jumlah Wisatawan Asing & Domestik ke DIY	Pertumbuhan ekonomi Indonesia	0,40
	Indeks harga perdagangan besar barang-barang ekspor untuk minyak nabati	0,58
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor industri untuk premium	0,87
	Indeks harga komoditas minyak sawit di dunia	0,79
Jumlah Wisatawan Asing & Domestik ke DIY	Tingkat inflasi di Indonesia (y-o-y)	0,46
	Pertumbuhan ekonomi Indonesia	-0,29
	Indeks harga perdagangan besar Indonesia sektor industri untuk perabot & kelengkapan rumah tangga dari kayu	0,52
	Arus lalu lintas udara melalui Bandara Adisucipto untuk jumlah penumpang datang	0,53
Jumlah Wisatawan Asing & Domestik ke DIY	Tingkat penghunian kamar pada hotel berbintang di DIY	0,85
	Rata-rata lama menginap tamu asing & domestik pada hotel di DIY	-0,36
	Tingkat inflasi di Indonesia	-0,42
	Suku bunga Internasional SIBOR 1 tahun	-0,46
Jumlah Wisatawan Asing & Domestik ke DIY	Banyaknya pengunjung di museum kota Yogyakarta	0,43
	PDB triwulanan atas dasar harga yang berlaku menurut lapangan usaha hotel & restoran	0,51
	Suku bunga simpanan berjangka Rupiah pada bank pemerintah daerah	-0,37
	Produksi minyak mentah Indonesia	-0,75

Peramalan	Variabel Kausal	Koefisien Korelasi (r)
Minyak Mentah Indonesia	Volume & nilai ekspor minyak mentah	0,74
	Volume & nilai ekspor produk kilang minyak	0,86
	PDB menurut lapangan usaha untuk pertambangan & penggalian	0,91
	Nilai ekspor menurut kelompok barang migas	0,93
	Nilai impor menurut kelompok barang migas	0,91
	Tingkat inflasi di Indonesia	0,28
	Suku bunga Internasional SIBOR 1 tahun	0,35
	Pertumbuhan ekonomi Indonesia	0,63
Nilai Tukar Rupiah terhadap USD	Tingkat inflasi di Indonesia	0,43
	Suku bunga SBI/BI rate	0,44
	Cadangan devisa bersih	-0,34
	Suku bunga Internasional LIBOR 1 tahun	0,26
	Suku bunga Internasional US Prime	0,23
	Indeks nilai tukar nominal Rp terhadap USD	-0,99
	Indeks harga minyak sawit di pasar dunia	0,75
	Nilai tukar USD terhadap IDR	-0,48
Harga Komoditas Kelapa Sawit	Tingkat inflasi di Indonesia	-0,24
	PDB menurut lapangan usaha sektor pertanian untuk tanaman perkebunan	0,47
	Pertumbuhan ekonomi Indonesia	0,36
	Suku bunga SBI/BI rate	-0,62
	Nilai ekspor menurut kelompok barang non migas	0,49
	Nilai impor menurut kelompok barang non migas	0,47
	Ekspor hasil industri untuk minyak kelapa sawit	0,67
	Produksi tanaman perkebunan besar untuk minyak sawit	0,52
Harga Gas Alam untuk Sektor Industri	Persediaan tanaman perkebunan besar untuk minyak sawit	0,30
	Natural gas gross withdrawals	-0,36
	Natural gas marketed production (wet)	-0,56
	Produksi natural gas (dry)	-0,54
	Impor natural gas	0,48
	Ekspor natural gas	0,28
	Total konsumsi natural gas sektor industri	-0,36
	Laju inflasi Amerika Serikat	0,51
	Pertumbuhan ekonomi Amerika Serikat	0,37
	Total konsumsi energi	0,28

### Hasil Tahap PCA

Hasil PCA pada Tabel 2. menunjukkan bahwa ekstraksi atau transformasi data variabel yang saling berkorelasi atau kolinear ke variabel baru yang tidak saling berkorelasi berdasarkan proporsi akumulasi *eigenvalues* 95% memberikan efek reduksi dimensi variabel data hampir pada setiap set data. Sebagai contoh, pada set data harga minyak sawit yang hanya menggunakan empat dari sembilan PC, hal ini berarti empat PC yang melibatkan dapat menjelaskan 95% ragam dari variabel bebas sebenarnya. Namun demikian, pada set data penjualan BBM jenis solar dan ekspor kayu tidak terjadi reduksi, dimensi variabel data tetap sama seperti keadaan sebelum perlakuan PCA. Hal ini kemungkinan disebabkan jumlah variabel bebas yang digunakan cukup sedikit hanya 2-3 variabel, sehingga jumlah proporsi kumulatif total *variance* pada *principal components* pertama dan kedua yang

dilibatkan tidak mencapai  $\geq 95\%$ . Sementara itu, pada peramalan pendapatan perusahaan tereduksi hingga mejadi satu variabel data saja.

Tabel 2. Jumlah variabel baru (PC) hasil ekstraksi PCA

Peramalan	Variabel Bebas Terpilih	PC
Jumlah Kebutuhan Pesawat	6	4
Penjualan BBM Jenis Solar	2	2
Harga Gula Pasir	4	2
Harga Selimut Bergaris	4	2
Harga Daging Sapi	5	2
Pendapatan Perusahaan	5	1
Jumlah Wisatawan ke Indonesia	6	4
Ekspor Kayu	3	3
Harga Bawang Putih	5	4
Harga Tempe Bersih	5	3
Harga Minyak Sawit	9	4
Jumlah Wisatawan Asing & Domestik ke DIY	8	5
Nilai Tukar Rupiah terhadap USD	6	3

Peramalan	Variabel Bebas Terpilih	PC
Harga Minyak Mentah Indonesia	9	6
Harga Komoditas Kelapa Sawit	11	7
Harga Gas Alam untuk Konsumen Sektor Industri	9	5

Fenomena ini terjadi dimungkinkan karena setiap variabel bebas memiliki korelasi dengan variabel lainnya yang sangat kuat dan hampir sempurna, yaitu di atas 0,925. Sehingga dengan hanya melibatkan satu variabel baru atau PCs sudah dapat menjelaskan 95% ragam struktur data dari variabel bebas sebenarnya.

### Arsitektur JST

Algoritma pembelajaran JST yang digunakan adalah propagasi-balik. Algoritma pembelajaran ini dipilih didasari oleh kemampuannya dalam melatih jaringan untuk mengenali *input* serupa pada saat pengujian data serta kehandalannya dalam aplikasi peramalan. Arsitektur yang digunakan adalah jaringan dengan banyak lapisan. Adapun struktur JST yang digunakan dalam penelitian ini sebagai proses pelatihan untuk mendapatkan arsitektur terbaik disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Struktur jaringan saraf tiruan yang digunakan selama pengujian jaringan untuk memperoleh arsitektur jaringan terbaik

Karakteristik	Spesifikasi
Arsitektur jaringan	Jaringan banyak lapisan dengan 1 lapisan tersembunyi
Unit <i>neuron</i> lapisan <i>input</i>	Bervariasi sesuai jumlah variable kausal yang digunakan
Unit <i>neuron</i> lapisan tersembunyi	Bervariasi: 2 – 20 <i>neuron</i>
Unit <i>neuron output</i>	1
Fungsi aktivasi	<i>Tangent sigmoid</i> untuk lapisan tersembunyi dan fungsi linear untuk lapisan <i>output</i>
Fungsi pelatihan	Metode <i>resilient backpropagation</i>
Laju pembelajaran	0,3
Momentum	0,9
Jumlah iterasi	10000
Toleransi ( <i>error goal</i> (MSE))	Bervariasi: 0,01 – 0,0001

Tabel 4. Tingkat akurasi hasil peramalan

Peramalan	MAPE		Selisih [(1)-(2)]	Persentase Penurunan MAPE
	JST (1)	PCA-JST (2)		
Jumlah Kebutuhan Pesawat	14,57	6,75	7,82	53,67
Penjualan BBM Jenis Solar	8,57	3,91	4,66	54,38
Harga Gula Pasir	4,83	4,40	0,43	8,90
Harga Selimut Bergaris	2,86	0,99	1,87	65,38
Harga Daging Sapi	2,43	1,49	0,94	38,68
Pendapatan Perusahaan	20,48	18,74	1,74	8,50
Jumlah Wisatawan ke Indonesia	28,90	14,50	14,40	49,83
Ekspor Kayu	24,79	18,26	6,53	26,34
Harga Bawang Putih	17,59	8,28	9,31	52,93
Harga Tempe Bersih	4,61	3,45	1,16	25,16
Harga Minyak Sawit	5,55	3,89	1,66	29,91
Jumlah Wisatawan Asing & Domestik ke DIY	10,82	7,18	3,64	33,64
Nilai Tukar Rupiah terhadap USD	1,47	0,77	0,70	47,62
Harga Minyak Mentah Indonesia	9,49	6,99	2,50	26,34
Harga Komoditas Kelapa Sawit	8,52	6,29	2,23	26,17
Harga Gas Alam untuk Konsumen Sektor Industri	19,72	15,65	4,07	20,64
Jumlah	185,20	121,53	63,66	568,10
Rata-rata	11,58	7,60	3,98	35,51

### Hasil Peramalan

Hasil perhitungan tingkat akurasi peramalan kausal berbasis JST dan PCA-JST disajikan pada Tabel 4. Dari hasil perhitungan tingkat akurasi peramalan dengan JST menunjukkan bahwa tingkat akurasi berdasarkan nilai MAPE yang paling baik

terjadi pada kasus peramalan nilai tukar Rupiah terhadap Dollar sebesar 1,47%. Tingkat akurasi yang paling buruk terjadi pada kasus peramalan jumlah wisatawan ke Indonesia sebesar 28,90%. Sedangkan dari hasil perhitungan tingkat akurasi peramalan kausal dengan PCA-JST pada Tabel 4.



menunjukkan bahwa tingkat akurasi yang paling baik dan mengesankan terjadi pada kasus peramalan nilai tukar Rupiah terhadap Dollar sebesar 0,77%. Sedangkan tingkat akurasi yang paling buruk terjadi pada kasus peramalan pendapatan perusahaan sebesar 18,74%.

#### Analisis Pengaruh PCA

Berdasarkan Tabel 4. pada semua studi kasus peramalan dengan metode PCA-JST dalam penelitian ini mengalami penurunan nilai MAPE akibat pengaruh PCA dibanding nilai MAPE metode peramalan JST. Penurunan nilai MAPE terbesar terjadi pada kasus peramalan harga selimut bergaris sebesar 65,45% dan penurunan terkecil terjadi pada kasus peramalan pendapatan perusahaan sebesar 8,49%. Secara keseluruhan pengaruh PCA memberikan penurunan nilai MAPE dengan rata-rata 35,51%. Penurunan nilai MAPE secara signifikan ditunjukkan pada kasus peramalan jumlah kebutuhan pesawat, penjualan BBM, harga selimut bergaris dan harga bawang putih yaitu di atas 50%.

Dari hasil analisis pengaruh PCA terhadap tingkat akurasi pada peramalan JST, secara keseluruhan menunjukkan peningkatan akurasi bila dibandingkan dengan hasil peramalan JST tanpa perlakuan PCA.

#### Analisis Perbandingan Tingkat Akurasi Peramalan

Tabel 5. menampilkan perbandingan tingkat akurasi berdasarkan nilai parameter MAPE antara metode peramalan kausal berbasis JST dengan PCA-JST dan kausal biasa. Perbandingan ditunjukkan dengan nilai rasio MAPE, bila rasio bernilai lebih kecil dari satu, mengindikasikan metode peramalan kausal PCA-JST lebih akurat dari pada metode peramalan JST dan atau kausal biasa. Selain itu dihitung pula persentase total perbedaan tingkat akurasi antara metode. Dari Tabel 5. terlihat bahwa untuk metode peramalan kausal berbasis PCA-JST lebih akurat dari metode peramalan JST. Sedangkan terhadap metode kausal biasa juga lebih akurat kecuali pada peramalan harga gula pasir, harga daging sapi dan harga komoditas kelapa sawit. Berdasarkan Tabel 5. menunjukkan bahwa secara keseluruhan model peramalan kausal berbasis PCA-JST cenderung lebih baik dibanding model JST dan kausal biasa dengan rata-rata rasio secara berturut-turut sebesar 0,64 dan 0,73. Tabel 5. juga menunjukkan tingkat *error* metode peramalan JST dan kausal biasa yang lebih besar 52,24% dan 54,21% dari metode PCA-JST.

Tabel 5. Perbandingan tingkat akurasi hasil peramalan metode JST, PCA-JST dan kausal biasa

Peramalan	MAPE			Rasio	
	JST [a]	PCA-JST [b]	Kausal Biasa [c]	[b/a]	[b/c]
Jumlah Kebutuhan Pesawat	14,57	6,75	8,65	0,46	0,78
Penjualan BBM Jenis Solar	8,57	3,91	4,42	0,46	0,89
Harga Gula Pasir	4,83	4,40	3,03	0,91	1,45
Harga Selimut Bergaris	2,86	0,99	1,67	0,35	0,59
Harga Daging Sapi	2,43	1,49	1,42	0,61	1,05
Pendapatan Perusahaan	20,48	18,74	27,66	0,92	0,68
Jumlah Wisatawan ke Indonesia	28,90	14,50	15,82	0,50	0,92
Ekspor Kayu	24,79	18,26	31,65	0,74	0,58
Harga Bawang Putih	17,59	8,28	22,63	0,47	0,37
Harga Tempe Bersih	4,61	3,45	5,29	0,75	0,65
Harga Minyak Sawit	5,55	3,89	5,92	0,70	0,66
Jumlah Wisatawan Asing & Domestik ke DIY	10,82	7,18	10,86	0,66	0,66
Nilai Tukar Rupiah terhadap USD	1,47	0,77	4,84	0,52	0,16
Harga Minyak Mentah Indonesia	9,49	6,99	10,82	0,74	0,65
Harga Komoditas Kelapa Sawit	8,52	6,29	6,20	0,74	1,02
Harga Gas Alam untuk Konsumen Sektor Industri	19,72	15,65	26,60	0,79	0,59
Jumlah	185,20	121,53	187,48	10,32	11,67
Rata-rata	11,57	7,60	11,72	0,64	0,73

#### Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

- 1). PCA berpengaruh terhadap peningkatan tingkat akurasi peramalan kausal menggunakan metode

JST. Dalam penelitian yang dilakukan, menunjukkan bahwa hasil peramalan metode integrasi PCA dan JST secara keseluruhan memberikan penurunan rata-rata nilai MAPE sebesar 35,53% dibanding rata-rata nilai MAPE hasil peramalan JST.

- 2). Berdasarkan analisis perbandingan nilai total parameter MAPE untuk semua data kasus peramalan menunjukkan bahwa kemampuan peramalan berbasis integrasi PCA dan JST memberikan hasil yang lebih baik dari pada metode JST dan atau metode kausal biasa.

#### Daftar Pustaka

- [1] Makridakis, S., Wheelwright, S. C., and McGee, V. E., *Metode dan Aplikasi Peramalan*, Binarupa Aksara, Jakarta, 1999.
- [2] Lucia, A. S., Pengembangan Algoritma Forecasting dengan Pendekatan Hubungan Kausalitas, Tugas Akhir, Program Studi Teknik Industri, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, 2006.
- [3] Fausett, L. V., *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications*, Prentice-Hall, NJ, 1994.
- [4] Vellido, A., Lisboa, P. J. G., and Vaughan, J., Neural Networks in Business: A Survey of Applications (1992-1998), *Expert Systems with Applications*, 17, 1999, pp. 51-70.
- [5] Sfetos, A., and Siriopoulos, C., Combinatorial Time Series Forecasting based on Clustering Algorithms and Neural Networks, *Neural Computing & Applications*, 13, 2004, pp. 56-64.
- [6] Huang, W., Lai, K. K., Nakamori, Y., and Wang, S., Forecasting Foreign Exchange Rates with Artificial Neural Networks: A Review, *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 3(1), 2004, pp. 145-165.
- [7] Smith, M., *Neural Networks for Statistical Modeling*, Van Nostrand Reinhold, NY, 1993.
- [8] Walczak, S., and Cerpa, N., Heuristic Principles for the Design of Artificial Neural Networks, *Information & Software Technology*, 41(2), 1999, pp. 107-117.
- [9] Jackson, J. E., *A User's Guide to Principal Components*, Wiley, USA, 2003.
- [10] Andari, A. D., Peramalan Kausal berbasis Principal Component Analysis (PCA) untuk Aplikasi Teknik Industri, Tugas Akhir, Program Studi Teknik Industri, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, 2007.
- [11] Santoso, S., Analisis Metode Cross Validation Peramalan Kausal Aplikasi Teknik Industri, Tugas Akhir, Program Studi Teknik Industri, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, 2007.
- [12] Sutono, S. B., Analisis Peramalan Kausal Berbasis Integrasi Principal Component Analysis dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Aplikasi Teknik Industri, Tesis, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, 2008.

# Peramalan kausal berbasis integrasi principal component analysis dan jaringan syaraf tiruan

## ORIGINALITY REPORT

10%	10%	3%	3%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

## PRIMARY SOURCES

1	<a href="http://ejournal.uin-suska.ac.id">ejournal.uin-suska.ac.id</a> Internet Source	7%
2	<a href="http://jp.feb.unsoed.ac.id">jp.feb.unsoed.ac.id</a> Internet Source	3%

Exclude quotes	On	Exclude matches	< 3%
Exclude bibliography	On		